

利用组合模态参数识别结构损伤的神经网络法

金 海*, 南 菲

(厦门大学建筑与土木工程学院, 福建 厦门 361005)

摘要: 采用组合模态参数在有限元模型基础上对结构损伤进行了识别. 同时考虑了噪声输入情况下, 即存在数据误差时神经网络的损伤识别能力. 结果表明, 以组合模态参数作为网络输入参数, 并通过学习训练所得网络不仅具有理想的损伤识别能力, 还具备良好的容错性和鲁棒性.

关键词: 组合; 模态参数; 损伤识别; 噪声; 鲁棒性

中图分类号: O 327; TU 31

文献标志码: A

文章编号: 0438-0479(2011)05-0856-06

结构损伤往往引起结构的重大事故, 进而造成重大的人员伤亡及财产损失, 因此近些年来关于结构损伤识别的研究得到了越来越广泛的关注. 结构损伤识别包括损伤位置及损伤程度的识别, 结构损伤位置和程度的准确探测可以帮助人们进行实时修复或优化结构的操作使用方法, 阻止损伤的进一步累计, 以保证结构使用的安全性^[1].

目前利用结构振动响应和动态参数进行结构损伤探测是国内外研究的热点和难点, 相关研究大致可分为基于有限元模型的解析方法及基于神经网络的非线性映射法^[2]. 神经网络损伤法与基于模型的解析方法相比, 具有不依赖模型的优点, 因此成为近些年来研究的热门课题. 文献[3-4]对基于结构动力参数改变的结构损伤探测技术进行了研究. 文献[4]利用结构位移模态试验、应变模态试验的参数和神经网络方法对结构损伤定位和定量问题进行了研究, 并获得对结构损伤较敏感的结构损伤识别指标, 在分析现有识别指标的基础上, 提出了 6 种基于结构模态试验参数的损伤识别指标, 并对其分别进行了比较研究. 鉴于使用单一模态参数作为损伤识别指针效果不理想, 本文在对各阶频率进行结构损伤的敏感度比较后, 使其中对损伤敏感的少数阶频率与少数点的位移模态组成组合模态参数作为网络的输入, 进行了损伤定位及定量分析.

1 误差反向传播(back propagation, BP)神经网络及输入

收稿日期: 2010-06-29

* 通信作者: solar_617@163.com

一个典型的 BP 神经网络由 3 个层构成: 输入层、隐含层(或称为中间层, 由一层或多层组成)和输出层, 网络的互连模式属于前向网络结构^[5]. 由于具有较强的非线性映射能力而被广泛用于结构分析中. 图 1 是本文所采用 BP 神经网络的模型示意图.

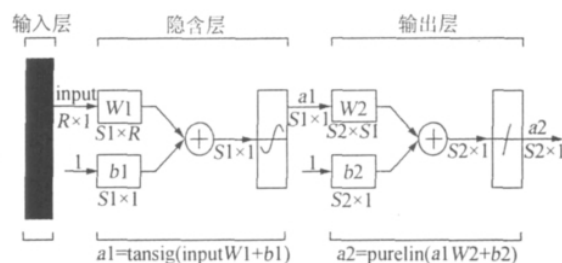


图 1 BP 神经网络模型示意图

Fig. 1 Model diagram of BP neural network

其中 R 表示网络输入向量的维数或输入层神经元数目, $S2$ 表示输出向量维数或输出层神经元数目. 在本文中的神经网络(损伤位置及损伤程度识别)隐含层传递函数为 tansig 函数, 输出层传递函数为 purelin 函数.

损伤识别参数即神经网络输入向量, 它的选择直接关系到损伤识别的结果. 本文中无论是对损伤位置还是对损伤程度的识别均采用组合模态参数作为神经网络的输入向量. 对于损伤位置的识别, 选取标准化位移振型变化率及标准化频率变化率的组合参数^[6]作为损伤位置识别神经网络的输入向量; 而对于损伤程度的识别, 则选取标准化位移振型变化率、标准化频率变化率^[7]及频率平方变化率的组合参数作为损伤程度识

别网络的输入向量.

2 算 例

2.1 模型描述

本算例是由 26 个单元所组成的平面桁架,共有 21 个自由度,结构有限元模型如图 2 所示,杆单元的结构特性:弹性模量为 210 GPa、截面面积为 $6 \times 10^{-6} \text{ m}^2$ 、密度为 9 800 kg/m³.

2.2 损伤位置识别

将图 2 所示桁架模型中单元 1 至单元 10 分别发生 50% 的损伤以及单元 2 和单元 3、单元 2 和单元 8 同时发生 50% 的损伤共 12 种工况作为损伤位置识别学习样本,并求得个损伤工况下的各阶标准化频率变化率如下表 1 所示.

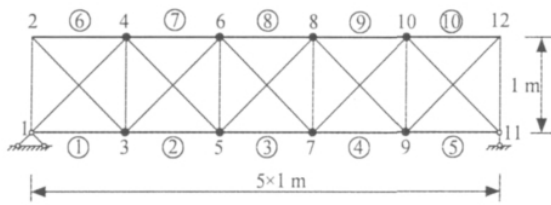


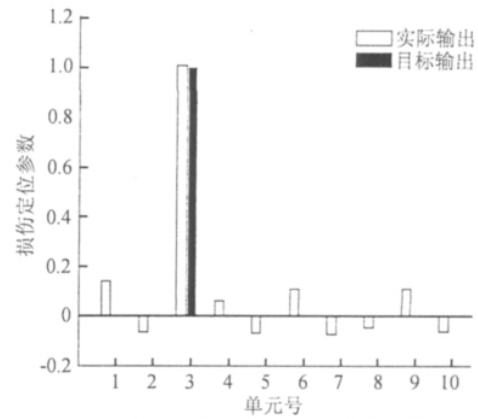
图 2 损伤识别模型
Fig. 2 Model for damage identification

由表 1 可知除了损伤工况 5,6 和 10 之外其他工况下最大频率变化均发生在前 4 阶频率中,即前 4 阶频率对损伤的敏感度要优于其他阶频率. 故选用前 4 阶频率作为损伤位置识别参数,即损伤位置识别网络的输入向量. 再另外选取 3~10 共 8 个节点的 X、Y 方向的位移模态作与频率一起构成组合参数损伤位置识别指针. 由于选择前 4 阶频率变化率及 8 个节点 X、Y 方向位移模态作为损伤位置识别指针. 因此在无数据误差情况下,指针的位置维数为 $20 \times 12 = 240$. 构造 3

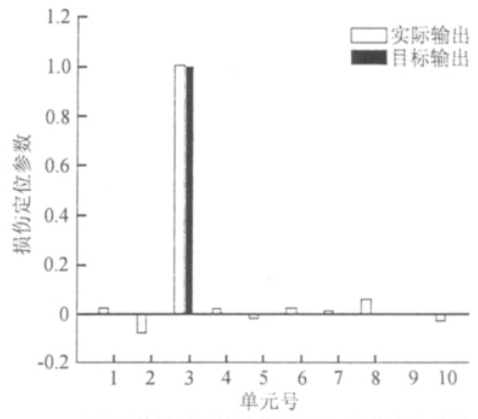
层神经网络具有 20 个输入神经元,15 个隐含层神经元和 10 个输出神经元. 另外,选取单元 3、单元 4 和单元 8 分别发生 10%、30% 损伤共 6 种工况作为测试样本以验证损伤位置识别网络的定位能力.

2.2.1 无数据误差下的损伤位置识别结果

为了验证网络对损伤位置识别指针的灵敏度. 先 在无数据误差条件下,进行损伤位置识别. 图3为将测



(a) 无数据误差时单元3 10%损伤定位结果



(b) 无数据误差时单元3 30%损伤定位结果

图 3 无噪声时的损伤位置识别结果
Fig. 3 Results of damage location identification without noise

表 1 前 4 阶各损伤工况下的标准化频率变化率

Tab. 1 Normalized change rate of different damage mode(first 4 order)

阶数	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6	工况 7	工况 8	工况 9	工况 10	工况 11	工况 12
1	0.3572	1.0000	1.0000	0.8830	0.1609	0.1440	0.6029	1.0000	0.6461	0.0687	1.0000	1.0000
2	1.0000	0.5901	0.0587	0.0021	0.0058	0.0001	0.3268	0.8051	0.7165	0.1215	0.3176	0.8325
3	0.0056	0.1162	0.0534	1.0000	0.4846	0.3996	1.0000	0.1102	0.3468	0.1517	0.1093	0.1247
4	0.3221	0.0261	0.7683	0.4174	0.0027	0.5556	0.2560	0.5438	1.0000	0.4967	0.4326	0.2734

注:限于篇幅,省略了后 17 阶标准化振型变化率.

试样本带入训练好的损伤位置识别网络中所获得的损伤位置识别结果。

由图 3 结果可知,无数据误差时,无论对于轻微损伤(损伤量为 10%)还是对于较严重损伤(损伤量为 30%),损伤位置识别网络均有较好的损伤定位能力。由表 2 所示识别误差可知,损伤位置识别网络对较严重损伤的损伤位置识别效果要优于对轻微损伤的损伤位置识别,即损伤程度越严重,网络对损伤位置识别的灵敏度越高。

表 2 无数据误差的损伤位置识别误差

Tab. 2 Errors of damage location identification

损伤程度	without noise %		
	识别误差		
	单元 3	单元 4	单元 8
10	8.17	4.60	8.55
30	3.44	3.95	5.86

2.2.2 存在数据误差下的损伤位置识别

无数据误差时,结构损伤很容易被识别,而存在由于模型误差、测量误差及环境因素而导致的数据误差时,很多识别方法都变得无效。神经网络的鲁棒性使得它能够处理具有随机误差的问题,因此容错性和鲁棒性优良与否是评价网络的重要指标。

为了使识别损伤位置的网路具有容错性,同时为了扩大训练样本,在节点位移模态中分别注入 1%、2%和 3%的正态分布随机噪声,将样本数量扩大至原有的 4 倍,即用于训练带噪声损伤位置识别网络的学习样本数量为 48。

图 4 给出的单元 3 不同噪声及不同损伤程度对应的损伤定位结果,并结合表 3 给出的具体误差可知,与无数据误差的情况相同,网络对较严重损伤的损伤位置的识别效果要优于轻微损伤的损伤结果,并且随着噪声的增加,网络对损伤位置识别的效果逐渐变差。但是噪声对较严重损伤的损伤位置识别结果影响不大。也就是说,即便是在有噪声输入的情况下,损伤位置识

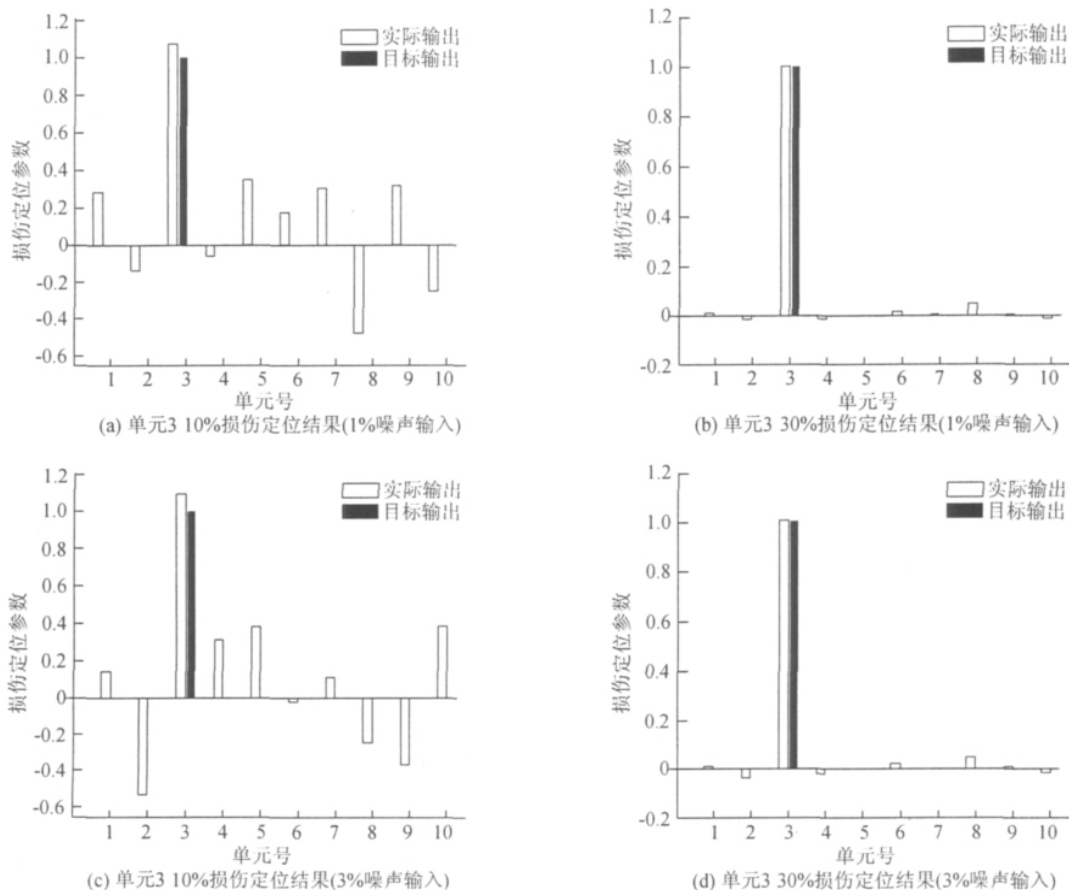


图 4 存在噪声时的损伤位置识别结果

Fig. 4 Results of damage location identification with different levels of noise

表 3 存在数据误差的损伤位置识别误差

Tab. 3 Errors of damage location identification with different levels of noise %

损伤程度	单元 3 识别误差
10(1% 噪声)	26.86
30(1% 噪声)	1.72
10(2% 噪声)	34.86
30(2% 噪声)	1.99
10(3% 噪声)	29.82
30(3% 噪声)	2.05

别网络仍具有理想的损伤定位能力。

2.3 损伤程度识别

与损伤位置识别网络相比,损伤程度识别网络对泛化能力的要求更高,因此选取单元 1 至单元 10 分别发生 5%、20%、50% 的损伤以及单元 3 和单元 9 同时发生 5%、20%、50% 的损伤共 33 种工况作为损伤程度识别网络的学习样本。损伤程度识别参数与位置识别参数相比增加了前 4 阶频率平方变化率。因此,损伤程度识别网络的输入层神经元数增至 24,同时将隐含层神经元的个数增至 25。另外,为测试网络对多个损伤的损伤程度识别能力,不仅选取单元 3 发生 10% 及 30% 做为测试样本,还追加选取单元 3 及单元 9 同时发生 10% 和 30% 作为测试样本。

2.3.1 无数据误差下的损伤程度识别

与对损伤位置识别的情况相同,为了考察网络对

损伤程度的灵敏度,先在无数据误差的情况下,对损伤程度进行识别。部分损伤程度识别结果如图 5 所示,从中可以看出无论是单损伤还是双损伤网络识别出的损伤结果与实际损伤程度非常接近,识别效果较理想。表 4 给出了无噪声条件下具体的程度识别误差,可知无论是对单损伤还是对双损伤的损伤程度识别,误差并无显著增幅,带噪声训练的损伤定量神经网络均具有良好的容错性。

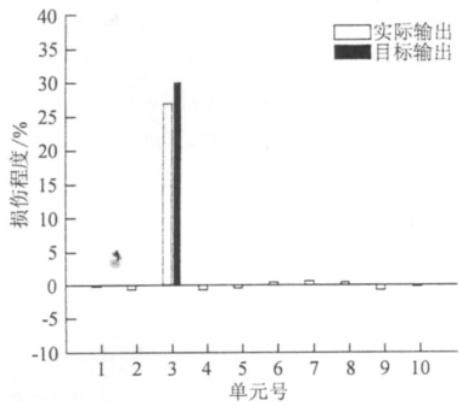
表 4 损伤程度识别误差

Tab. 4 Errors of damage serverity identification with different levels of noise %

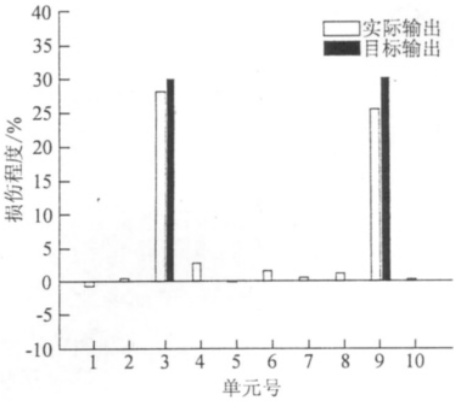
损伤程度	识别误差	
	单元 3	单元 3/9
10(无噪声)	0.17	0.14
30(无噪声)	0.32	0.81
10(1% 噪声)	0.51	0.61
30(1% 噪声)	0.39	2.16
10(2% 噪声)	1.31	0.79
30(2% 噪声)	0.42	2.49
10(3% 噪声)	1.37	2.02
30(3% 噪声)	0.45	2.81

2.3.2 数据误差下的损伤程度识别结果

为了使识别损伤程度的网络具有容错性,同时为了扩大训练样本,在节点位移模态中分别注入 1%、2% 和 3% 的正态分布随机噪声,将样本数量扩大至原



(a) 无数据误差时单元3 30%损伤



(b) 无数据误差时单元3,9 30%损伤

图 5 无噪声时的损伤程度识别结果

Fig. 5 Results of damage serverity identification without noise

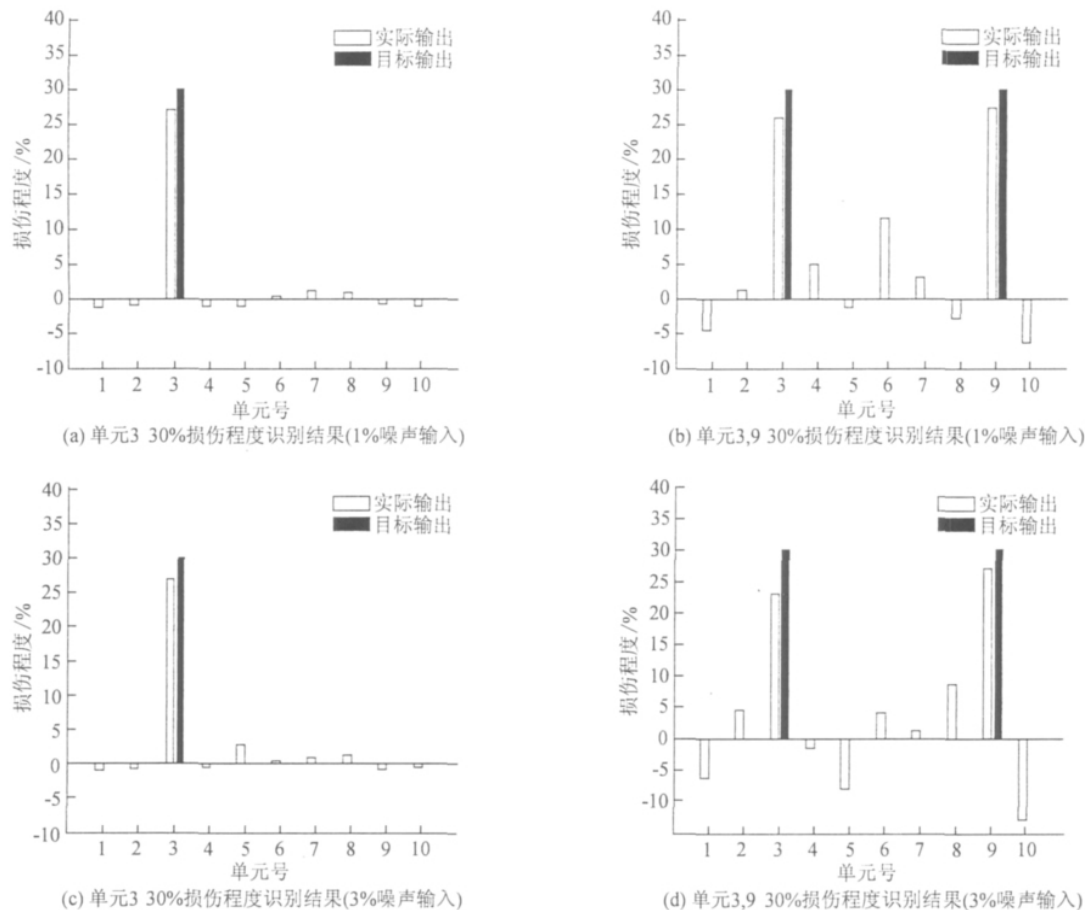


图6 存在噪声时的损伤程度识别结果

Fig. 6 Results of damage severity identification with different levels of noise

有的4倍,即用于带噪声损伤程度识别网络的学习样本数量为132.将测试样本带入训练好的网络,对损伤程度的识别结果如图6所示.

3 结论

在本文中,利用组合参数作为神经网络的输入,不仅可以准确地对结构损伤进行定位,对于损伤的定量也取得了较为理想的效果.

1) 本文中,损伤定位和损伤程度识别网络均采用小于全部自由度(12个节点21个自由度)有限自由度(8个节点16个自由度)作为损伤识别参数.即在模态数据不完整的情况下,仍然可对结构进行损伤识别.随着输入向量维数的增加,网络结构会变得更加复杂,网络学习训练所需的时间也会随之增加.因此,模态数据不完整条件下网络的损伤识别能力对优化网络结构,提高损伤识别效率具有实际意义.

2) 由表1可知,各阶频率对损伤的敏感度是不同的.因此,应采用那些对损伤敏感的频率作为损伤识别参数的组成部分,同结论1),同样对优化网络结构,提高网络对损伤识别效率具有实际意义.另外,与单一参数相比较,固有频率与振型模态的组合参数作为神经网络的输入指标用于损伤识别,具有良好的识别效果.

3) 网络具有良好的容错性和鲁棒性,即便是存在数据误差的情况下,仍可对损伤位置及损伤程度进行识别.无论是对轻微损伤还是较严重损伤;无论是对单损伤还是双损伤均能取得良好的识别效果.

参考文献:

- [1] 马伟通,杨桂通.结构损伤探测的基本方法和研究进展[J].力学进展,1999,29(4):513-524.
- [2] 陆秋海,李德葆.利用模态参数识别结构损伤的神经网络法[J].工程力学,1999,16(1):35-42.
- [3] Fox C H J. The location of defects in structures; a comparison of the use of natural frequency and mode shape

- data[C]//Proceeding of the International Modal Analysis Conference, San Diego:[s. n.],1992;522-528.
- [4] Inada T, Shimamura Y, Todoroki A, et al. Damage identification method for smart composite cantilever beams with piezoelectric materials[C]//Proceeding of the 2nd International Workshop on Structural Health Monitoring, California, USA; Technomic Publishing Co. ,2000;986-994.
- [5] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.
- [6] Lam H F, Wong C W. Localization of damaged structural connections based on experimental modal and sensitivity analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 1998, 210: 91-115.
- [7] Kaminski P C. The approximate location of damage through the analysis of natural frequencies with artificial neural networks[J]. Journal of Process Mechanical Engineering, 1995, 209: 117-123.

Structural Damage Identification Based on Combination of Modal Parameters Using Neural Networks

JIN Hai*, NAN Fei

(School of Architecture and Civil Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: The combination of modal parameters is used to identify the damage of a FEM(finite element method) model using neural networks. The identification ability with different levels of noise and incomplete mode shapes are also investigated. It has been proved that the neural network using combination of modal parameters as input has a excellent identification ability with ideal error tolerance and robustness.

Key words: combination; model parameters; damage identification; noise; robustness